

Geometría del pensamiento

Marco J. Peredo Saavedra

La poesía es algo tan preciso como la geometría.

G. Flaubert ¹

Resumen

Ha surgido un nuevo modelo formal para la representación de los aspectos cognitivos en general. Su autor percibe este modelo como una concepción que amplía los enfoques simbólico y asociativo, tradicionalmente usados para este mismo propósito, permitiendo además compatibilizar dichos enfoques tradicionales, a pesar que ambos se presentaban, hasta hace muy poco tiempo, como posiciones fundamentalmente distintas o inclusive antagónicas.

Desde el punto de vista práctico, el nuevo modelo tiene también la ventaja de resultar fácilmente susceptible de automatización a través de computadoras electrónicas digitales contemporáneas.

Las aplicaciones inmediatas se hallan por ejemplo en las áreas de aprendizaje automático ("machine learning"), soporte (automático) a procesos inductivos, e investigaciones semánticas, percibiéndose así mismo un enorme potencial futuro en áreas complementarias.

Palabras Clave: Espacios conceptuales; representaciones del conocimiento; aprendizaje automático.

1. Un nuevo enfoque cognitivo

En un libro bajo el sugestivo título "Espacios Conceptuales: La Geometría del Pensamiento" (2004), el autor sueco Peter Gärdenfors ² propone el uso de un espacio dotado de propiedades geométricas específicas, como el marco de referencia más adecuado para la representación de aspectos cognitivos en general. De esta manera, afirma Gärdenfors, se hace posible superar las limitaciones que actualmente ya enfrentan tanto el enfoque *simbólico* como el enfoque *asociativo*, tradicionalmente empleados para representar estos mismos aspectos [4].

Bajo el enfoque *simbólico*, se asume que todo sistema cognoscitivo (con la capacidad de adquirir conocimiento) es en realidad una Máquina de Turing³ y, por lo tanto,

¹ "La poésie est une chose aussi précise que la géométrie."

² Peter Gärdenfors es actualmente Profesor de Ciencias Cognitivas en la Universidad de Lund, Suecia.

³ Una Máquina de Turing es una entidad computacional teórica de carácter general, propuesta por el matemático inglés Alan Turing en 1936-37 (capaz de simular el funcionamiento de la más poderosa

está perfectamente definido en un sentido formal. El proceso cognitivo se concibe simplemente como computacional, involucrando la transformación de símbolos.

El enfoque *asociativo*, según sugiere el nombre, enfatiza en cambio las relaciones entre los distintos tipos de elementos portadores o manipuladores de información, asignando a tales relaciones la verdadera representación del conocimiento. Un caso especial bajo este punto de vista (el denominado *conexionismo*), modela las asociaciones o relaciones entre elementos empleando específicamente redes neuronales ⁴ (artificiales).

Como en cualquier otra situación relacionada con el siempre dinámico mundo de la Tecnología de Información, la sola vigencia de dos (o más) modelos distintos para estudiar un mismo fenómeno o una misma entidad, implica la persistencia tanto de ventajas como de desventajas asociadas a cada uno de los modelos que permanece vigente.

Frecuentemente, los dos enfoques tradicionales para la situación cognitiva en particular, se presentan en la literatura especializada como paradigmas en competencia. Ambos deberían entenderse más bien como metodologías complementarias pero, en síntesis, hasta el presente parece evidente que las ciencias cognitivas mantienen la noción de que el cerebro humano puede representarse formalmente sea como una Máquina de Turing trabajando en base a símbolos, sea como un sistema de conexiones basado en redes neuronales [14].

Gärdenfors declara en cambio:

“... [En este libro,] uno de mis objetivos es mostrar que un modelo conceptual basado en representaciones geométricas y topológicas merece por lo menos la misma atención en la ciencia cognitiva, que los enfoques simbólico y asociativo.

Una vez más, las representaciones conceptuales no deberían percibirse como com-

putadora electrónica digital contemporánea... jantes de la aparición de las primeras computadoras propiamente dichas!) dotada, por ejemplo, de una cinta o sucesión unidimensional (arbitrariamente larga) de casillas, una de las cuales se considera “inicial”. Cada casilla puede estar en blanco o contener uno de dos símbolos (por ejemplo, “0” ó “1”, aunque resulta lógicamente equivalente la concepción de una Máquina de Turing capaz de manejar directamente también otros símbolos); un cabezal de lectura/escritura capaz de avanzar o retroceder a lo largo de la cinta, leyendo el símbolo escrito en cada casilla o escribiendo un símbolo nuevo; y una lista de reglas que indican qué debe hacer la máquina (“avanzar cabezal”, “retroceder cabezal”, “escribir”, “detenerse”), en función del símbolo leído en cada momento (ver, por ejemplo, <http://wap03.informatik.fh-wiesbaden.de/weber1/turing/tm.html>).

⁴En este contexto, una red neuronal (artificial) es otra entidad computacional teórica, formada por la interconexión de un número finito de elementos simples (“neuronas”) unidos entre sí a través de conexiones unidireccionales. En la versión más común, cada elemento o neurona admite un determinado número (> 1) de entradas, y genera una única salida sólo en caso que la suma total de sus entradas activadas supere cierto umbral previamente definido. Adicionalmente, a cada entrada se asocia un coeficiente de importancia (comúnmente un número racional) o “peso” relativo, capaz de admitir cambios a medida que transcurre el tiempo. La red neuronal puede entonces “aprender” en base a ejemplos, por modificación (“entrenamiento”) de los pesos de cada entrada de modo tal que, si las entradas del conjunto se activan con entidades similares al ejemplo, la salida o respuesta total de la red también queda activada y, por el contrario, queda anulada en presencia de entidades no similares al ejemplo original. La cuantificación del significado de la palabra “similar”, sirve así mismo para determinar el peso relativo asociado con la entrada de cada neurona. Esta versión elemental de una red neuronal capaz de clasificar objetos en las dos clases fundamentales *es* y *noEs*, también se denomina frecuentemente “perceptrón”. [13]

pitiendo con la representación simbólica o conexionista (asociativa). No existe sólo una forma correcta para describir la cognición. Las tres formas aquí mencionadas [simbólica, asociativa, conceptual] deberían verse más bien como *niveles* de representación de la cognición bajo diferentes escalas de resolución.”⁵

2. Aprendizaje automático (“machine learning”)

La abstracción hacia espacios conceptuales provee también una mejor representación de los procesos de aprendizaje en general, y la formación de conceptos en particular. Precisamente, la teoría de espacios conceptuales sería una “teoría intermedia” de las funciones cerebrales, cubriendo la brecha hasta ahora existente entre la Neurología, considerada como una teoría en alta resolución o de micro-enfoque, con descripción de estructuras estáticas a través del estudio histológico de las neuronas y los aspectos electroquímicos en las sinapsis; y la Psicología, entendida como la visión a gran escala o de macro-enfoque para describir complejas actividades dinámicas tales como el pensar y el sentir, y que concibe la estructura estática ya a través de esquemas o atributos también complejos en sí mismos, tales como instinto (“firmware”, en el lenguaje de Ciencias de Computación) y memoria (“RAM”, también desde el punto de vista de Ciencias de Computación), por ejemplo.

Las dimensiones a tenerse en cuenta para la concepción de los espacios conceptuales son la base para cualquier representación según este nuevo modelo. Aparentemente, tanto algunos animales, así como los humanos, somos capaces de representar las cualidades o propiedades de los objetos (por ejemplo mientras planificamos una acción) sin necesidad de asumir la existencia de un lenguaje u otro sistema simbólico específicamente destinado a la representación de dichas cualidades. Por lo tanto, las dimensiones de cualidades o propiedades en los espacios conceptuales parecen ser independientes de las representaciones simbólicas, y más fundamentales que éstas. Se trasciende de este modo los tradicionales enfoques semánticos que, se debe reconocer, están aquejados sea por una excesiva complejidad a nivel matemático formal, sea por contraejemplos que muestran serias debilidades tan pronto como se pretende disminuir aquella complejidad matemática inherente a la descripción de una estructura formal complicada, incurriendo en simplificaciones conflictivas. Goodman [10] proporciona uno de tales clásicos contraejemplos a través de su “enigma de inducción”: Todas las esmeraldas identificadas hasta el día de hoy por medio de algún criterio distinto al color, han demostrado además ser verdes. Denominemos ahora, por ejemplo, “verdul” a todo aquello que es verde antes del año 3000 y azul a partir del Año Nuevo 3000. (De manera similar, podemos llamar “azurde” a lo azul antes de esa fecha y verde luego de la misma). Esto significa que todas las esmeraldas examinadas hasta la fecha pueden ser en realidad verdules. ¿Por

⁵“...One of my objectives here is to show that a conceptual model based on geometrical and topological representations deserves at least as much attention in cognitive science as the symbolic and the associationistic approaches.

Again, the conceptual representations should not be seen as competing with symbolic or connectionist (associationist) representations. There is no unique correct way of describing cognition. Rather, the three kinds mentioned here can be seen as three levels of representations of cognition with different scales of resolution.”.[7]

qué no esperar entonces que la propiedad “verdul” sea tan buena como la propiedad “verde” al hacer predicciones inductivas relacionadas con esmeraldas u otros objetos con ese atributo?

Goodman denomina “proyectables” a las propiedades útiles al razonamiento inductivo. Si lo único que se sabe respecto a las propiedades es que son algún tipo de funciones abstractas, no hay forma de distinguir entre propiedades “naturales” (tales como “verde”), y propiedades inductivamente proyectables (y probablemente inútiles), tales como “verdul”.

3. El enfoque geométrico

Veamos si es posible superar estos conflictos introduciendo la noción de “espacios conceptuales”: Llamaremos “espacio conceptual” a un conjunto $E = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$ cuyos elementos (dimensiones) representan cualidades D_i . Un “punto” de tal espacio se puede concebir entonces como una entidad (vector) de la forma $v = (d_1, d_2, \dots, d_n)$. Ahora bien, ¿cómo se puede representar una “propiedad” en tal espacio? La idea que surge naturalmente, es identificarla con una *región* del espacio conceptual. En este contexto, se entenderá por “región” una noción espacial determinada por la topología o geometría inherente a E . Por ejemplo, se puede asignar un punto para representar “ahora” sobre alguna dimensión temporal, y esta sola acción determina inmediatamente la división del espacio de entidades (vectores) en dos regiones correspondientes a propiedades denominadas “pasado” y “futuro”. Es pertinente hacer notar que este principio de definición no presupone ni el concepto de “objeto”, ni el concepto de un mundo semántico potencial (un mundo de significados posibles) propio de definiciones más tradicionales.

Formalmente, es posible construir una “región” a través de una relación primitiva, reflexiva y simétrica, denominada “conexión”, que representaremos como c . Entonces, diremos que una región X es “conexa”, si y solamente si para cualquier par de regiones Y, Z , tales que $(Y \cup Z) = X$, se verifica $(Y, Z) \in c^6$, es decir, si la unión de las regiones Y y Z es igual ⁷ a la región original X , entonces existe una conexión entre Y y Z . La región X se llama “inconexa”, si y solamente si X no es conexa [15]. Resulta conveniente definir también:

- Una relación llamada “entre” (e) sobre puntos de un espacio conceptual, tal que:
 - $(A, B, C) \in e \implies A \neq B \wedge B \neq C \wedge A \neq C$. (Si B está entre A y C , entonces los tres son puntos distintos entre sí).
 - $(A, B, C) \in e \implies (C, B, A) \in e$. (Si B está entre A y C , entonces B está también entre C y A).

⁶Como c es una relación reflexiva y simétrica, por definición de estos términos, para regiones X, Y cualesquiera, se cumple que: $(X, X) \in c$ y también que: $(X, Y) \in c \implies (Y, X) \in c$.

⁷Se considera fuera del alcance del presente artículo cualquier intento de definición de conceptos fundamentales propios de la Teoría de Conjuntos, tales como “unión”, “igualdad”, o “pertenencia”, y se emplea directamente éstos con el mismo sentido que en dicha Teoría [1].

- $(A, B, C) \in e \implies (B, A, C) \notin e$. (Si B está entre A y C , entonces A no está entre B y C).
- $(A, B, C) \in e \wedge (B, C, D) \in e \implies (A, B, D) \in e$. (Si B está entre A y C , y C está entre B y D , entonces B está también entre A y D).
- $(A, B, D) \in e \wedge (B, C, D) \in e \implies (A, B, C) \in e$. (Si B está entre A y D , y C está entre B y D , entonces B está también entre A y C).⁸
- Un “asteroide” (con forma de estrella) respecto a un punto P , como un subconjunto S de un espacio conceptual E tal que, si X es un punto de S , entonces todos los puntos *entre* (según se acaba de definir) X y P son también puntos de S . Es posible demostrar que todo asteroide es una región conexa, aunque la afirmación recíproca no sea válida.
- Un “conjunto convexo”, como un subconjunto S de un espacio conceptual E , que es además un asteroide respecto a cualquiera de sus puntos. Entonces, toda región convexa es también un asteroide, aunque la afirmación recíproca una vez más no sea válida.

La figura 1 muestra representaciones euclidianas bidimensionales para ilustrar las anteriores definiciones, pero conviene enfatizar que estas representaciones corresponden a un ejemplo particular y simplificado de los conceptos expuestos que, de hecho, ni están limitados a dos dimensiones, ni están limitados a espacios euclidianos.

En este contexto, llamaremos “propiedad natural” a una región convexa de un espacio conceptual, y se enfatiza que esta definición se apoya simplemente en la existencia de la relación “entre” definida, como aquí se ha hecho, de una manera absolutamente general y no simplemente restringida a nuestras intuiciones probablemente más próximas a una concepción puramente euclidiana.

Ahora bien, la distinción entre “propiedades” y “conceptos” se torna confusa bajo las representaciones simbólicas o conexionistas que han dominado hasta el momento el panorama de las ciencias cognitivas. En particular, desde el punto de vista de una representación lógica, por ejemplo, tanto propiedades como conceptos son predicados que pueden corresponder, sin embargo, a categorías gramaticales muy diferentes tan pronto como se hace referencia a un lenguaje natural.

Desde el punto de vista de representación geométrica, las propiedades constituyen un caso especial de los conceptos. Las primeras, se identifican con regiones de comportamiento particularmente “bueno” (regiones convexas) dentro de un espacio conceptual dado. Si se elaboran en cambio las ideas previamente expuestas evitando la restricción a un tipo particular de regiones, es posible definir ahora un “concepto natural” como una entidad formada por un conjunto de regiones de un espacio conceptual, más un conjunto de números que simbolizan la forma en que tales regiones están (o no) conectadas entre

⁸Si estos enunciados parecen oscuros, unos breves momentos de reflexión nos convencerán que ellos coinciden plenamente con nuestro concepto intuitivo sobre el significado de la relación “entre”, aunque tales enunciados son en esencia de carácter mucho más general que nuestra intuición (normalmente euclidiana) al respecto. Si, por el contrario, los enunciados nos parecen obvios, será bueno recordar la cita inicial del presente artículo, y aceptar con paciencia este torpe intento de escribir “poesía precisa”.

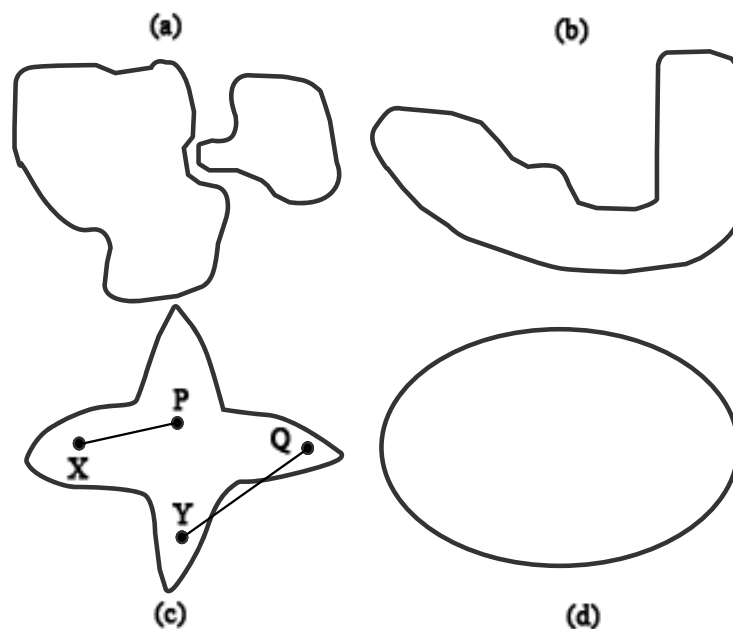


Figura 1: Ilustración simplificada de regiones en el espacio conceptual bidimensional. (a) Región inconexa. (b) Región conexa. (c) Asteroide respecto al punto P, pero no respecto al punto Q. (d) Región convexa o “propiedad natural”. (cfr.: GÄRDENFORS 2004).

sí. Nótese que no se está particularizando el término “región” y, de hecho, un concepto podría estar entonces formado por regiones inconexas o conexas (de cualquier tipo), por asteroides, o por regiones convexas.

4. Espacios conceptuales, aprendizaje, e inducción

En la práctica, el papel cognitivo fundamental de los conceptos es constituir un nexo entre percepción y acción. En el caso más simple, cuando basta una relación directa entre el percibir y el actuar, un concepto constituye en realidad un procedimiento para la toma de decisiones, con la percepción dividida en categorías, y siendo cada categoría capaz de determinar la elección de una acción en particular. La dificultad específica estriba en lograr automáticamente, a través de una computadora, validez en las generalizaciones necesarias para enfrentar exitosamente situaciones nuevas (“Mucho gusto”, dijo el puercoespín frente al cepillo de baño; cfr.: GÄRDENFORS 2004).

En el nivel de representación conceptual, se entiende que el estímulo percibido está dividido en categorías a lo largo de una dimensión o dominio particular. La aplicabilidad de cualquier generalización de un procedimiento de decisión dado, puede concebirse entonces en función de la distancia (otra vez, no necesariamente euclidiana) entre el estímulo percibido en una situación nueva, y un estímulo “prototipo”. En la práctica,

interesa ver precisamente cómo utilizar estas ideas durante los procesos de aprendizaje automático [3] sobre computadoras electrónicas digitales:

El aprender un concepto (también para una máquina) es un proceso que frecuentemente se inicia adoptando una generalización a partir de un número limitado de “ejemplares” del concepto[13]. Usando la idea de existencia de prototipos de conceptos, será posible extraer una instancia típica del concepto a partir justamente de los ejemplares antes mencionados. Estos ejemplares serán simplemente puntos en el espacio conceptual, cuyas coordenadas pueden usarse para calcular las coordenadas del concepto prototipo para una clase dada de ejemplares. Una forma muy simple de realizar este cálculo es, por ejemplo, tomar como coordenada del prototipo la media aritmética de las coordenadas correspondientes de los ejemplares en cada clase:

$$P_{k_i} = \frac{1}{n_k} \sum_k x_{k_i},$$

donde P_{k_i} representa la i -ésima coordenada del prototipo para el concepto k -ésimo, n_k es el número de ejemplares disponibles para esa clase particular de conceptos, y x_{k_i} son las k instancias correspondientes a los ejemplares disponibles para la coordenada i -ésima. Se genera de esta manera una partición en categorías (categorización de Voronoi [5]) sobre conceptos que resultan dinámicos en el sentido que, tan pronto como el agente observador registra un nuevo ejemplar x_k de la categoría k , el prototipo de la categoría puede (en general) cambiar, ya que es posible que la media en base a la cuál se han calculado sus coordenadas sufra de hecho un cambio.

Resulta así mismo verosímil que la modalidad de aprendizaje (supervisado a través de la existencia de ejemplares definidos) que acaba de ser expuesta, corresponda al mecanismo natural en el ser humano, y explica inclusive la generalización inadecuada que puede producirse al formar conceptos en base a un número reducido de prototipos:

“... Por ejemplo, cuando un niño aprende la palabra ‘perro’ (o una versión ‘guau-guau’ de ésta), aplicará tal noción no solamente a perros, sino también a lobos, caballos, terneros, y otros animales. Presumiblemente, el niño sólo domina unos cuantos prototipos en el espacio de animales y los usa para generar una partición sobre el espacio completo...”⁹ [6].

Naturalmente, el proceso de aprendizaje que acaba de ser descrito es susceptible de programación muy directa sobre computadora, lo que confiere una gran utilidad a este modelo conceptual en particular.

5. Hacia un nuevo enfoque semántico

¿Y qué sucede con la Semántica? Existe consenso respecto a que la Semántica (así, con mayúscula), es la ciencia que se ocupa de la relación entre palabras o expresiones

⁹“... For example, when a child learns the word ‘dog’ (or a ‘bow-wow’ version of it) this notion will be applied not only to dogs, but to wolves, horses, calves, and so forth. Presumably, the child only masters a few prototypes in animal space and these prototypes are used to generate a partitioning of the entire space. . . “

de un idioma y su significado. Tan pronto como se trata de explicar la naturaleza de esta relación, sin embargo, las opiniones difieren. Como consecuencia de este hecho, persiste una muy larga disputa filosófica sobre el “significado del significado” (cfr.: GÄRDENFORS 2004).

Si bien la concepción de espacios conceptuales probablemente no baste para resolver esta secular disputa, cuando menos sí logra estructurarla en cambio alrededor de ciertos aspectos o cuestiones fundamentales que una Teoría Semántica útil debería ser capaz de responder:

- La cuestión ontológica: ¿qué son los significados?
- La cuestión semántica propiamente dicha: ¿cuál es la relación entre las expresiones lingüísticas y sus significados?
- La cuestión del aprendizaje: ¿cómo aprender (tanto si la entidad que aprende es un ser vivo, como si es una computadora) el nexos entre las expresiones lingüísticas y sus significados?
- La cuestión de la comunicación: ¿cómo comunicar o transmitir exitosamente los significados?

La geometría y la topología inherentes a los espacios conceptuales parecen brindar herramientas útiles también para analizar significados en base a una “Semántica Lexicográfica” [9] que adopta la tesis de que las expresiones lexicográficas básicas de cualquier idioma (o, por supuesto, cualquier lenguaje artificial) se representan semánticamente como conceptos naturales. En este contexto, las palabras “básicas” y “conceptos naturales” se deben entender, respectivamente, en el sentido de “prototípicas”, y “relacionadas a regiones del espacio conceptual”, según se expuso anteriormente. Así, los adjetivos “básicos” se representan semánticamente como propiedades naturales (regiones convexas); los verbos “básicos”, como conceptos dinámicos, es decir, involucrando también un dominio temporal; y los sustantivos “básicos”, como conceptos estáticos (no dinámicos) sobre múltiples dominios. Además de estas clases de palabras, las preposiciones han sido extensamente estudiadas en Semántica Cognitiva y queda claro que su función esencial (otra vez, “básica”) es expresar relaciones que, en un espacio conceptual pueden interpretarse, de una manera natural, como relaciones entre regiones distintas.

Claramente, aún quedan para el futuro muchas áreas semánticas pendientes de desarrollo formal profundo: muchas áreas abiertas a la investigación de punta en el mundo entero. Pero el enfoque geométrico se muestra en la actualidad altamente promisorio.

Tan pronto como se usa el enfoque geométrico en relación con técnicas de inducción, se producen cambios y una situación de avance similares a los expuestos en el párrafo anterior, cuando se trata de automatizar (siempre mediante una computadora) la realización de inferencias inductivas, es decir, al llevar a la práctica con medios (electrónicos) artificiales una de las más impresionantes características del sistema cognoscitivo humano: La inducción se percibe como emparentada muy directamente con el proceso de formación de conceptos y, bajo la perspectiva geométrica, los conceptos formados por

inferencia inductiva exhiben correctamente los efectos de los prototipos, en contraste con lo que sucede bajo el punto de vista estrictamente simbólico, que presupone la existencia de conceptos en un sentido aristotélico.

6. Un ejemplo de uso práctico

Aproximadamente desde la segunda mitad de la década de 1980, muchos científicos comparten la teoría de que, para cumplir sus funciones específicas, cuando menos algunas estructuras de la corteza cerebral realizan una especie de “mapeo” topográfico entre la posición física de las neuronas involucradas en el proceso y los puntos de algún otro espacio, posiblemente abstracto:

“Propongo, por lo tanto, la hipótesis de que los mapas distribuidos en la corteza cerebral, así como muchas otras estructuras laminares sub-cerebrales, están todos involucrados en la transformación de coordenadas desde puntos de un espacio de estados neuronal hacia otro, por interacción directa de mapas topográficos métricamente deformados y conectados verticalmente.”¹⁰

Así, resulta perfectamente natural la aplicación de las ideas aquí expuestas respecto a espacios conceptuales, en modelos de visión para robots o visión por computadora, para citar una de muchas posibilidades concretas. Esto es especialmente factible teniendo en cuenta las evidencias respecto a la existencia en el cerebro humano de una “corteza visual” con topografía específica [11]:

En el sistema artificial, las imágenes digitalizadas, que se reciben como entradas (“input”) para dicho sistema, se procesan posteriormente a un nivel conceptual, transformando las coordenadas espaciales y de valores de gris o de color captadas por una cámara de video (los “ojos” del robot, por ejemplo). Esta transformación de coordenadas (que puede involucrar vectores de 6 o más dimensiones, como ser 2 ó 3 dimensiones espaciales, 1 ó 3 dimensiones estándar de color y, eventualmente, dimensiones de “orientación relativa” y “factores de forma” para una fácil comparación con patrones preestablecidos) genera un mapa dentro del espacio conceptual para, en última instancia, posibilitar una respuesta adecuada por parte del sistema automático (cfr.: GÄRDENFORS 2004).

Naturalmente, ésta es sólo una de las muchas posibilidades de explotación práctica de los espacios conceptuales en áreas de uso contemporáneo en Tecnología de Información, tales como aprendizaje automático, procesamiento de lenguaje natural, representación del conocimiento, reconocimiento de patrones, fusión de datos, y motores de inferencia y sistemas expertos.

¹⁰ “I therefore propose the hypothesis that the scattered maps within the cerebral cortex, and many subcerebral laminar structures as well, are all engaged in the coordinate transformation of points in one neural state space into points in another, by the direct interaction of metrically deformed, vertically connected topographic maps.” [2]

7. Conclusión

Concluyamos el presente artículo citando el párrafo final del más reciente libro de Gärdenfors:

“En el apogeo del positivismo lógico y la inteligencia artificial a la antigua, cuando el enfoque simbólico era el único en juego, el grito de guerra era ‘¡id y axiomatizad!’ Más tarde, los conexionistas propagaron una metodología más pragmática: ‘¡dejad que las redes recojan cuanta estructura existe, entrenando, entrenando, y entrenando!’ Creo que ninguno de los dos enfoques brinda una descripción completa de nuestros procesos cognitivos. Para entender la estructura de nuestros pensamientos y ser capaces de construir sistemas artificiales con capacidades cognitivas similares [a las nuestras], debemos apuntar hacia la revelación de nuestros espacios conceptuales.”¹¹

En vista de los resultados prácticos obtenibles y ya demostrados, la anterior sugerencia de Gärdenfors parece altamente positiva y útil de seguir no solamente (como de hecho ya se lo está haciendo) dentro de la vastísima área de Tecnología de Información y Ciencias de Computación.

Referencias

- [1] Nicolas Bourbaki. *Éléments de Mathématique: Théorie des Ensembles*. Masson Éditeur, Francia, 1990.
- [2] Paul M. Churchland. Some reductive strategies in cognitive neurobiology. *Mind*, 95(379):309, EE.UU. 1986.
- [3] Nello Cristianini y John Shawe-Taylor. *Support Vector Machines and other Kernel-based Learning Methods*. Cambridge University Press. Reino Unido, 2003.
- [4] Peter Gärdenfors. *Conceptual Spaces: The Geometry of Thought*. The MIT Press. EE.UU., 2004.
- [5] Peter Gärdenfors. *Conceptual Spaces: The Geometry of Thought*. The MIT Press. EE.UU., 2004 p. 124.
- [6] Peter Gärdenfors. *Conceptual Spaces: The Geometry of Thought*. The MIT Press. EE.UU., 2004 p. 125.
- [7] Peter Gärdenfors. *Conceptual Spaces: The Geometry of Thought*. The MIT Press. EE.UU., 2004 p. 2.
- [8] Peter Gärdenfors. *Conceptual Spaces: The Geometry of Thought*. The MIT Press. EE.UU., 2004 p. 261 y 262.

¹¹“In the heyday of logical positivism and good old-fashioned AI, when the symbolic approach was the only game in town, the war call was: ‘go out and axiomatize!’ Later, connectionists propagated a more pragmatic methodology: ‘let the networks pick up what structure there is by training, training, and training!’ I believe that neither approach gives a complete description of our cognitive processes. To understand the structure of our thoughts and to be able to build artificial systems with similar cognitive capacities, we should aim at unveiling our conceptual spaces.” [6]

- [9] Peter Gärdenfors. The emergence of meaning. *Linguistics and Philosophy*, (16), EE.UU. 1993.
- [10] Nelson Goodman. *Fact, Fiction, and Forecast*. Harvard University Press EE.UU., 2004.
- [11] Arthur C. Guyton y John E. Hall. *Textbook of Medical Physiology*. W. B. Saunders Company. EE.UU., 1996.
- [12] Vojislav Kecman. *Learning and Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks, and Fuzzy Logic Models*. The MIT Press. EE.UU., 2001.
- [13] Pat Langley. *Elements of Machine Learning*. Morgan Kaufmann. EE.UU., 1996.
- [14] Jhon F. Sowa. *Knowledge Representation: Logical, Philosophical, and Computational Foundations*. Brooks/Cole - Thomson Learning. EE.UU., 2000.
- [15] Murray R. Spiegel. *Compendio Schaum de Variable Compleja*. McGraw-Hill. Mxi-co., 1971.